4C

УДК 004.93

С.А. Субботин
Запорожский национальный технический университет, Украина
subbotin@zntu.edu.ua

Методы синтеза нейросетевых и нейро-нечетких распознающих моделей с линеаризацией и факторной группировкой признаков

Предложены новые методы синтеза логически прозрачных нейронных и нейро-нечетких классифицирующих моделей в неитеративном режиме. Разработанные методы позволяют решать задачи автоматизации процессов принятия решений в технической и биомедицинской диагностике, распознавании образов.

Введение

Искусственные нейронные и нейро-нечеткие сети находят широкое применение в задачах распознавания образов, технической и биомедицинской диагностики, экономического моделирования, поскольку позволяют автоматизировать процесс принятия решений и способны к обучению по точечным данным.

Несмотря на значительное количество моделей нейронных и нейро-нечетких сетей, известных в настоящее время [1-5], их использование на практике, особенно в задачах диагностики, осложняется недостаточно высоким уровнем логической прозрачности (трудностью для анализа и восприятия человеком) нейросетей, а также длительностью процесса итеративной оптимизационной настройки весов.

Поэтому актуальной является разработка моделей нейронных и нейро-нечетких сетей, обладающих высоким уровнем логической прозрачности, а также неитеративных методов их синтеза.

Ранее были предложены модели и методы синтеза логически прозрачных нейронных и нейро-нечетких сетей с настройкой весов в неитеративном режиме [5-11], которые основывались на использовании разбиения диапазона значений признаков на интервалы с монотонным номером класса для настройки параметров функций принадлежности нечетких термов (для случая нейро-нечетких сетей) и весовых коэффициентов нейронов, а также топологии сети. При этом не учитывались взаимосвязи признаков.

Цель данной работы – создание методов, позволяющих синтезировать нейронные и нейро-нечеткие модели в неитеративном режиме с линеаризацией, факторной группировкой и сверткой признаков.

Постановка задачи синтеза нейронных и нейро-нечетких моделей

Пусть мы имеем обучающую выборку <x, y>, состоящую из множества экземпляров $\{x^s\} = \{x^s_j\}$, s = 1, 2, …, S, j = 1, 2, …, N, где S – количество экземпляров в выборке, N – количество признаков, характеризующих экземпляры, x^s_j – значение

j-го признака, характеризующего s-й экземпляр выборки x^s, и набора значений целевого (выходного) признака $y = \{y^s\}$, сопоставленных каждому экземпляру выборки, где y^s – значение целевого признака для экземпляра x^s.

Тогда задача синтеза модели зависимости y(x) по выборке <x, y> на основе нейронной (нейро-нечеткой) сети заключается в определении количества нейроэлементов в сети, задании их дискриминантных (постсинаптических, весовых) и активационных функций, определении топологии сети и расчете весовых коэффициентов межнейронных связей.

Анализ информации о признаках и топологии обучающей выборки

Для синтеза логически прозрачных нейромоделей в неитеративном режиме целесообразно проводить анализ информации о признаках и топологии обучающей выборки, для чего предлагается выполнять следующую последовательность шагов.

Шаг 1. Задать обучающую выборку <x, y>. Задать пороговое значение $r_{порог}$, $0<r_{порог.}<1$. Рассчитать логарифмы значений признаков для всех экземпляров и расширить набор признаков x: $x^s_{j+i} = \ln(x^s_i)$, j = 1, 2, …, N, i = 1, 2, …, N, s = 1, 2, …, S.

Шаг 2. Найти минимальные $\min(x_i)$ и максимальные $\max(x_i)$ значения признаков. Пронормировать значения признаков для i = 1, 2, …, 2N, s = 1, 2, …, S:

$$x_i^s = \frac{x_i^s - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}.$$

Шаг 3. Найти коэффициенты, характеризующие тесноту связи признаков и их логарифмов, r_{ij}, i,j = 1, 2, …, 2N. Например, коэффициенты парной корреляции:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{s=1}^{S}\left(x_i^s - \bar{x}_i\right)\left(x_j^s - \bar{x}_j\right)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{S}\left(x_i^s - \bar{x}_i\right)^2 \sum_{s=1}^{S}\left(x_j^s - \bar{x}_j\right)^2}}, \quad \bar{x}_i = \frac{1}{S}\sum_{s=1}^{S} x_i^s.$$

Шаг 4. Сгруппировать признаки.

Шаг 4.1. Установить количество групп признаков: G = 0.

Шаг 4.2. Найти в матрице $r=\{r_{ij}\}$ элемент с максимальным по модулю значением: $r_{max} = \max(|r_{ij}|)$, i = 1, 2, …, 2N, j = i + 1, …, 2N. Определить знак r_{ij}.

Шаг 4.3. Если $r_{max} \le r_{порог.}$, то перейти на шаг 4.5.

Шаг 4.4. Если $r_{max} > r_{порог.}$, то выполнить шаги 4.4.1 – 4.4.4.

Шаг 4.4.1. Установить: G = G + 1, h(G,i) = 1, h(G, j) = 1.

Шаг 4.4.2. Для всех k = 1, 2, …, 2N, $k \ne i$, $k \ne i+N$, $k \ne i-N$, $k \ne j$, $k \ne j+N$, $k \ne j - N$: если $|r_{ik}| > r_{порог.}$ и $|r_{jk}| > r_{порог.}$, то установить: h(G, k) = 1, $r_{kp} = 0$, $r_{pk} = 0$, p = 1, 2, …, 2N.

Шаг 4.4.3. Установить: $r_{ip} = 0$, $r_{pi} = 0$, $r_{jp} = 0$, $r_{pj} = 0$, p = 1, 2, …, 2N.

Шаг 4.4.4. Перейти на шаг 4.2.

Шаг 4.5. Если $\exists p$, $r_{pj} \neq 0$, $r_{jp} \neq 0$, $p = 1, 2, \ldots, 2N$, $j = 1, 2, \ldots, N$, $j \neq p$, тогда принять: $G = G + 1$, $h(G,j) = 1$, $r_{jk} = 0$, $r_{kj} = 0$, $k = 1, 2, \ldots, 2N$, перейти на шаг 4.5, в противном случае – перейти на шаг 4.6.

Шаг 4.6. Установить $h(g, i) = 0$, для всех $g = 1, 2, \ldots, G$, $i = 1, 2, \ldots, 2N$, для которых значение $h(g, i)$ не было установлено.

Шаг 4.7. Для $\forall j$, $j = 1, 2, \ldots, N$, установить:

$$g_i = \begin{cases} 0, i = j, \exists g : h(g, j) = 1, j \leq N; \\ 1, i = j - N, \exists g : h(g, j) = 1, j > N. \end{cases}$$

Шаг 4.8. Для $j = N + 1, \ldots, 2N$, $g = 1, 2, \ldots, G$, установить: $h(g, j - N) = 1$, $h(g, j) = 0$.

Шаг 5. Найти коэффициенты I_j, характеризующие тесноту связи признаков и номера класса, такие, что $0 \leq I_j \leq 1$, и с увеличением значения I_j возрастает значимость признака для определения класса. Для этого можно использовать методы, рассмотренные в [5].

Шаг 6. Выполнить кластер-анализ обучающей выборки: разбить ее на кластеры C^q, $q = 1,2, \ldots,Q$, где Q – количество кластеров, определить координаты центров кластеров C^q_j , $j = 1, 2, \ldots, N$, $q = 1,2, \ldots, Q$. Кластер-анализ можно выполнить, используя методы [2, 12]. Определить четкую принадлежность кластеров к каждому из K классов.

Шаг 7. Разбить ось значений каждого признака на Q интервалов (термов) и определить их параметры для синтеза нейронных и нейро-нечетких сетей.

Шаг 7.1. Установить номер текущего признака: $i = 1$.

Шаг 7.2. Если $i > N$, тогда перейти на шаг 7.6, в противном случае – перейти на шаг 7.3.

Шаг 7.3. Установить номер текущего интервала значений текущего признака $q = 1$.

Шаг 7.4. Если $q > Q$, тогда перейти на шаг 7.5, в противном случае – установить для текущего q:

$$v = \arg \min_{s=1,2,\ldots,S} \{x_i^s \mid q^s = q\}, \ u = \arg \max_{s=1,2,\ldots,S} \{x_i^s \mid q^s = q\},$$

$$K(i,q) = y^v, \ Q(i,q) = q^v, \ a(i,q) = x^v_i, \ b(i,q) = x^u_i, \ c(i,q) = C_i^{q^v}.$$

Принять: $q = q + 1$. Перейти на шаг 7.4.

Шаг 7.5. Принять: $i = i + 1$. Перейти на шаг 7.2.

Шаг 7.6. На основе параметров $K(i,q)$ и $Q(i,q)$ определить $K(j)$ и $Q(j)$ – номера класса и кластера для j-го терма, $j = 1, 2, \ldots, NQ$:

$$K(j)=K(1 + ((j - 1) \operatorname{div} Q), ((j + 1) \operatorname{mod} Q) - 1)), Q(j)=Q(1 + ((j - 1) \operatorname{div} Q), ((j + 1) \operatorname{mod} Q) - 1)).$$

Шаг 8. Задать функции принадлежности распознаваемого экземпляра к нечетким термам. Для этого предлагается использовать трапециевидные функции:

$$\mu_{i,q}(x_i) = \begin{cases} 0, x_i \leq 0{,}5(a(i, q) + b(i, q - 1)), \\ \dfrac{x_i - 0{,}5(a(i, q) + b(i, q - 1))}{0{,}5(a(i, q) - b(i, q - 1))}, \ 0{,}5(a(i, q) + b(i, q - 1)) \leq x_i < a(i, q), \\ 1, a(i, q) \leq x_i \leq b(i, q), \\ \dfrac{0{,}5(a(i, q + 1) + b(i, q)) - x_i}{0{,}5(a(i, q + 1) - b(i, q))}, b(i, q) \leq x_i < 0{,}5(b(i, q) + a(i, q + 1)), \\ 0, 0{,}5(b(i, q) + a(i, q + 1)) \leq x_i, \end{cases}$$

либо П-образные функции: $\mu_{i,q}(x_i) = \mu_{i,q_S}(x_i)\mu_{i,q_Z}(x_i)$, где $\mu_{i,q}(x_i)$ – функция принадлежности распознаваемого экземпляра по признаку xi к q-му терму i-го признака, $\mu_{i,q_S}(x_i)$ – S-образная функция, а $\mu_{i,q_Z}(x_i)$ – Z-образная функция:

$$\mu_{i,q_S}(x_i) = \begin{cases} 0, x_i < 0{,}5(a(i,q) + b(i,q-1)), \\ \dfrac{1}{2} + \dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{x_i - a(i,q)}{0{,}5(a(i,q) - b(i,q-1))}\pi\right), 0{,}5(a(i,q) + b(i,q-1)) \le x_i \le a(i,q), \\ 1, x_i > a(i,q); \end{cases}$$

$$\mu_{i,q_Z}(x_i) = \begin{cases} 1, x_i < b(i,q), \\ \dfrac{1}{2} + \dfrac{1}{2}\cos\left(\dfrac{x_i - b(i,q)}{0{,}5(a(i,q+1) - b(i,q))}\pi\right), b(i,q) \le x_i \le 0{,}5(b(i,q) + a(i,q+1)), \\ 0, x_i > 0{,}5(b(i,q) + a(i,q+1)), \end{cases}$$

либо треугольные функции:

$$\mu_{i,q}(x_i) = \begin{cases} 0, x_i < a(i,q), \\ 0, x_i > b(i,q), \\ \dfrac{x_i - a(i,q)}{c(i,q) - a(i,q))}, a(i,q) \le x_i \le c(i,q), \\ \dfrac{x_i - b(i,q)}{c(i,q) - b(i,q))}, c(i,q) < x_i \le b(i,q), \end{cases}$$

либо функции Гаусса: $\mu_{i,q}(x_i) = \exp\left(-(x_i - c(i,q))^2\right)$.

Синтез нейронной сети

На основе результатов проведенного анализа информации о признаках по обучающей выборке может быть синтезирована нейронная сеть прямого распространения (рис. 1).

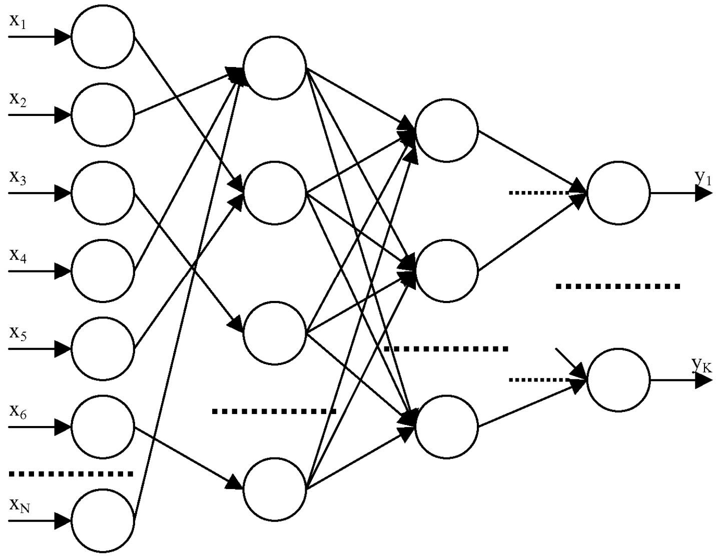


Рисунок 1 – Схема нейронной сети

Нейроны первого слоя сети осуществляют нормирование входных сигналов, отображая их в диапазон [0, 1], а также выполняют, где это необходимо, логарифмирование нормированного сигнала.

Нейроны второго слоя группируют преобразованные нейронами первого слоя сигналы и находят взвешенную сумму сигналов группы с учетом оценок их индивидуального влияния на выходной признак (номер класса).

Нейроны третьего слоя сети определяют расстояния от распознаваемого экземпляра до центров кластеров в пространстве сгруппированных сигналов и находят значение функции Гаусса, аргументом которой является определенное расстояние.

Нейроны четвертого слоя соответствуют классам и выдают на выходе значение «1», если распознаваемый экземпляр относится к соответствующему классу, и «0» – в противном случае.

Дискриминантные функции нейронов сети будут задаваться формулами:

$$ц^{(1,i)}\left(w^{(1,i)}, x^{(1,i)}\right) = w_0^{(1,i)} + w_1^{(1,i)} x_1^{(1,i)},\ i = 1, 2, \ldots, N;$$

$$ц^{(2,i)}\left(w^{(2,i)}, x^{(2,i)}\right) = w_0^{(1,i)} + \sum_{j=1}^{N} w_j^{(1,i)} x_j^{(1,i)},\ i = 1, 2, \ldots, G;$$

$$ц^{(3,i)}\left(w^{(3,i)}, x^{(3,i)}\right) = \sum_{j=1}^{G} \left(w_j^{(3,i)} - x_j^{(3,i)}\right)^2,\ i = 1, 2, \ldots, Q;$$

$$ц^{(4,i)}\left(w^{(4,i)}, x^{(4,i)}\right) = w_0^{(4,i)} + \sum_{j=1}^{Q} w_j^{(4,i)} x_j^{(4,i)},\ i = 1, 2, \ldots, K,$$

где $ц^{(з,i)}\left(w^{(з,i)}, x^{(з,i)}\right)$ – дискриминантная (постсинаптическая, весовая) функция i-го нейрона $з$ -го слоя, $w^{(з,i)}$ – набор весовых коэффициентов i-го нейрона $з$ -го слоя, $w^{(з,i)} = \{w_j^{(з,i)}\}$, $w_j^{(з,i)}$ – весовой коэффициент j-го входа i-го нейрона $з$ -го слоя, $x^{(з,i)}$ – набор входов i-го нейрона $з$ -го слоя, $x^{(з,i)} = \{x_j^{(з,i)}\}$, $x_j^{(з,i)}$ – значение на j-ом входе i-го нейрона $з$ -го слоя нейронной сети.

Функции активации нейронов будут задаваться формулами:

$$ш^{(1,i)}(x) = \begin{cases} x, g_i = 0; \\ \ln(x), g_i = 1, \end{cases} i = 1, 2, \ldots, N;$$

$$ш^{(2,i)}(x) = x,\ i = 1, 2, \ldots, G;\ ш^{(3,i)}(x^2) = e^{-x^2},\ i = 1, 2, \ldots, Q;$$

$$ш^{(4,i)}(x) = \begin{cases} 0, x \le 0; \\ 1, x > 0, \end{cases} i = 1, 2, \ldots, K,$$

где $ш^{(з,i)}(x)$ – функция активации i-го нейрона $з$ -го слоя нейросети.

Весовые коэффициенты нейронов сети предлагается рассчитывать по формуле:

$$w_j^{(з,i)} = \begin{cases} 1+\min(x_p)\left(\max(x_p)-\min(x_p)\right)^{-1}, p=i+N, g_i=1, з=1, i=1,2,...,N, j=0; \\ \min(x_i)\left(\max(x_i)-\min(x_i)\right)^{-1}, g_i=0, з=1, i=1,2,...,N, j=0; \\ \left(\max(x_p)-\min(x_p)\right)^{-1}, p=i+N, g_i=1, з=1, i=1,2,...,N, j=1; \\ \left(\max(x_i)-\min(x_i)\right)^{-1}, g_i=0, з=1, i=1,2,...,N, j=1; \\ 0, з=1, i=1,2,...,N, j=0; \\ I_j h(i,j) z(i), g_j=0, з=2, i=1,2,...,G, j=1,2,...,N; \\ (\ln 2)^{-1} I_j h(i,j) z(i), g_j=1, з=2, i=1,2,...,G, j=1,2,...,N; \\ C_j^i, з=3, i=1,2,...,Q, j=1,2,...,G; \\ 0, з=4, i=1,2,...,K, j=0; \\ 1, C^j \in K_i, з=4, i=1,2,...,K, j=1,2,...,Q; \\ -1, C^j \notin K_i, з=4, i=1,2,...,K, j=1,2,...,Q; \end{cases}$$

$$z(i) = \left(\sum_{k=1}^{N} I_k h(i,k)\right)^{-1}.$$

Синтез нейро-нечетких сетей

Наряду с синтезом четких нейросетей прямого распространения информация, полученная в результате анализа информации о признаках, может быть использована для синтеза шестислойной (рис. 2) и пятислойной (рис. 3) нейро-нечетких сетей.

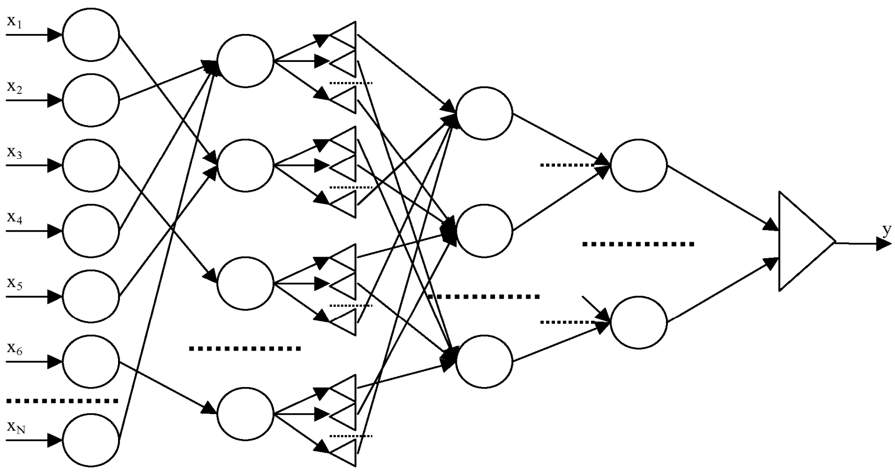


Рисунок 2 – Схема шестислойной нейро-нечеткой сети

Первый и второй слои обеих нейро-нечетких сетей будут эквивалентны соответствующим слоям вышеописанной нейронной сети.

Нейроны третьего слоя обеих сетей осуществляют вычисление значений функций принадлежности распознаваемого экземпляра к нечетким термам признаков.

Нейроны четвертого слоя шестислойной сети осуществляют объединение нечетких термов в кластеры, а нейроны пятого слоя объединяют принадлежности экземпляра к кластерам в принадлежности к классам.

Нейроны четвертого слоя пятислойной сети осуществляют непосредственное объединение нечетких термов в классы без кластерной группировки.

Единственный нейрон последнего слоя обеих сетей осуществляет объединение принадлежностей к классам и дефаззификацию результата.

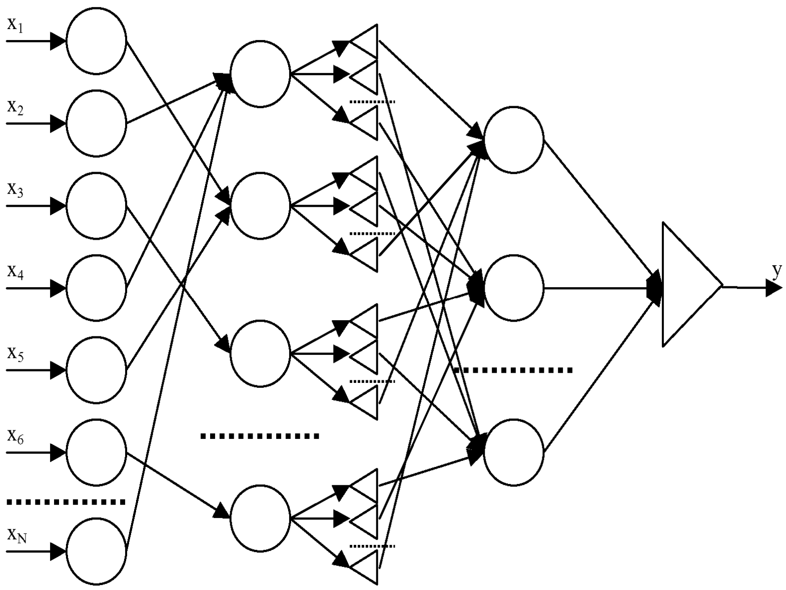


Рисунок 3 – Схема пятислойной нейро-нечеткой сети

Дискриминантные функции нейронов шестислойной нейро-нечеткой сети будут задаваться формулами:

$$ц_j^{(4,i)}\left(w_j^{(4,i)},x_j^{(4,i)}\right)=\min\left\{w_j^{(4,i)},x_j^{(4,i)}\right\},\ i=1,2,\ldots,Q,\ j=1,2,\ldots,N_3;$$

$$ц_j^{(5,i)}\left(w_j^{(5,i)},x_j^{(5,i)}\right)=\min\left\{w_j^{(5,i)},x_j^{(5,i)}\right\},\ i=1,2,\ldots,K,\ j=1,2,\ldots,Q;$$

$$ц_j^{(6,1)}\left(w_j^{(6,1)},x_j^{(6,1)}\right)=\min\left\{w_j^{(6,1)},x_j^{(6,1)}\right\},\ j=1,2,\ldots,K,$$

где N_3 – количество нейронов в 3 -ом слое сети.

Функции активации нейронов шестислойной нейро-нечеткой сети будут задаваться формулами:

$$ш^{(4,i)}\left(ц^{(4,i)}\right)=\max_j\left\{ц_j^{(4,i)}\right\},\ i=1,2,\ldots,Q,\ j=1,2,\ldots,N_3;$$

$$ш^{(5,i)}\left(ц^{(5,i)}\right)=\max_j\left\{ц_j^{(5,i)}\right\},\ i=1,2,\ldots,K,\ j=1,2,\ldots,Q;$$

$$ш^{(6,1)}\left(ц^{(6,1)}\right)=\arg\max_j\left\{ц_j^{(6,1)}\right\},\ j=1,2,\ldots,K.$$

Весовые коэффициенты нейронов шестислойной нейро-нечеткой сети будут определяться по формуле:

$$w_j^{(з,i)} = \begin{cases} 1, Q(j) = i, з = 4, i = 1, 2, ..., Q, j = 1, 2, ..., N_3; \\ 0, Q(j) \neq i, з = 4, i = 1, 2, ..., Q, j = 1, 2, ..., N_3; \\ 1, C^j \in i, з = 5, i = 1, 2, ..., K, j = 1, 2, ..., Q; \\ 0, C^j \notin i, з = 5, i = 1, 2, ..., K, j = 1, 2, ..., Q; \\ 0, з = 6, i = 1, j = 1, 2, ..., K. \end{cases}$$

Дискриминантные функции нейронов пятислойной нейро-нечеткой сети будут задаваться формулами:

$$ц_j^{(4,i)}\left(w_j^{(4,i)}, x_j^{(4,i)}\right) = \min\left\{w_j^{(4,i)}, x_j^{(4,i)}\right\},\ i = 1, 2, \ldots, K, j = 1, 2, \ldots, N_3;$$

$$ц_j^{(5,1)}\left(w_j^{(5,1)}, x_j^{(5,1)}\right) = \min\left\{w_j^{(5,1)}, x_j^{(5,1)}\right\},\ j = 1, 2, \ldots, K,$$

где $N_з$ – количество нейронов в $з$ -ом слое сети.

Функции активации нейронов шестислойной нейро-нечеткой сети будут задаваться формулами:

$$ш^{(4,i)}\left(ц^{(4,i)}\right) = \max_j\left\{ц_j^{(4,i)}\right\},\ i = 1, 2, \ldots, K, j = 1, 2, \ldots, N_3;$$

$$ш^{(5,1)}\left(ц^{(5,1)}\right) = \arg\max_j\left\{ц_j^{(5,1)}\right\},\ j = 1, 2, \ldots, K.$$

Весовые коэффициенты нейронов шестислойной нейро-нечеткой сети будут определяться по формуле:

$$w_j^{(з,i)} = \begin{cases} 1, K(j) = i, з = 4, i = 1, 2, ..., K, j = 1, 2, ..., N_3; \\ 0, K(j) \neq i, з = 4, i = 1, 2, ..., K, j = 1, 2, ..., N_3; \\ 0, з = 5, i = 1, j = 1, 2, ..., K. \end{cases}$$

Заключение

В работе предложены новые методы неитеративного синтеза логически прозрачных нейронных и нейро-нечетких сетей. Предложенные методы позволяют на основе обучающих выборок данных создавать структуру нейронных и нейро-нечетких сетей, а также настраивать их параметры без оптимизационной подгонки весов, и могут быть рекомендованы для применения при решении задач диагностики и распознавания образов по признакам.

Литература

1. Abraham A. Neuro-Fuzzy Systems: State-of-the-Art Modeling Techniques // Connectionist Models of Neurons, Learning Processes, and Artificial Intelligence / Eds.: J. Mira and A. Prieto. – Granada: Springer-Verlag, 2001. – P. 269-276.
2. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.
3. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
4. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: Телетех, 2002. – 317 с.
5. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей / В.И. Дубровин, С.А. Субботин, А.В. Богуслаев, В.К. Яценко. – Запорожье: ОАО «Мотор-Січ», 2003. – 279 с.

6. Субботин С.А. Синтез распознающих нейро-нечетких моделей с учетом информативности признаков // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2006. – № 10. – С. 50-56.
7. Субботин С.А. Неитеративный синтез и редукция нейро-нечетких моделей // Искусственный интеллект. – 2006. – № 3. – С. 323-330.
8. Субботин С.А. Методы синтеза нейро-нечетких классификаторов для случая нескольких классов // Информационные технологии. – 2006. – № 11. – С. 31-36.
9. Субботин С.А. Метод формирования баз знаний для нейро-нечетких моделей // Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XIV Всероссийского семинара, 6 – 8 октября 2006 г. / Под ред. А.Н. Горбаня, Е.М. Миркеса. Отв. за выпуск Г.М. Садовская. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2006. – С. 116-118.
10. Субботин С.А. Синтез нейро-нечетких сетей с группировкой признаков // Программные продукты и системы. – 2006. – № 4. – С. 3-7.
11. Субботин С.А. Синтез нейро-нечетких моделей для выделения и распознавания объектов на сложном фоне по двумерному изображению // Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи: Збірник наукових праць / За ред. Д.М. Пізи, С.О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. – С. 68-91.
12. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

С.О. Субботін

Методи синтезу нейромережних і нейро-нечітких розпізнавальних моделей з лінеаризацією і факторним групуванням ознак

Запропоновано нові методи синтезу логічно прозорих нейронних і нейро-нечітких класифікуючих моделей у неітеративному режимі. Розроблені методи дозволяють вирішувати завдання автоматизації процесів прийняття рішень у технічній та біомедичній діагностиці, розпізнаванні образів.

S.A. Subbotin

Methods of neural and neuro-fuzzy recognizing model synthesis with feature linearization and factor grouping

The new non-iterative methods of logically transparent neural and neuro-fuzzy classifying model synthesis are offered. The developed methods allow to automatize the decision making processes in technical and biomedical diagnostics, in pattern recognition.

Статья поступила в редакцию 04.09.2007.